

무기체계 신뢰도 예측 프로세스 현황과 후속군수지원 데이터 적용 방안

김근형¹, 이강택¹, 윤정아¹, 서양우¹, 박승환^{*}

¹LIG넥스원 ILS연구소

²고려대학교 산업경영공학과

A Study on the Examination of Reliability Prediction Process and the Application of PLS data in Weapon System

Geun-Hyung Kim¹, Kang-Taek Lee¹, Jeong-Ah Yoon¹, Yang-Woo Seo¹, Seung Hwan Park^{2*}

¹ILS(Integrated Logistics Support) R&D Lab, LIG Nex1

²Department of Industrial Management Engineering, Korea University

요약 우리 군의 무기체계는 강력한 화력과 다양한 기능을 보유하고 있으며, 이에 따라 무기체계 신뢰도 예측을 통한 품질 향상의 중요성 역시 점점 커지고 있다. 현재 우리 군의 무기체계 신뢰도 예측은 무기체계를 구성하는 부품들의 신뢰도들의 단순 합계를 통해 이루어지기 때문에 정확한 신뢰도 산출이 어렵다. 따라서 군은 신뢰도 향상을 위해 다양한 연구를 수행할 필요가 있다. 최근 다양한 산업에서 축적된 데이터를 활용한 많은 연구가 시도됨에 따라, 방위산업에서도 축적되고 있지만 활용되지는 않은 다크(Dark) 데이터에 관한 분석을 시도하고 있다. 특히, 방위산업의 후속군수지원 단계는 무기체계 개발 완료 후 접수되는 결함에 관한 데이터를 축적하기 때문에 신뢰도 예측과 관련이 깊은 단계다. 따라서 무기체계의 신뢰도 향상을 위한 후속군수지원(PLS) 데이터를 활용할 필요가 있다. 본 연구는 부품단위의 기존 신뢰도 예측 방법에 대한 현황과 문제점을 검토하고, 후속군수지원의 결함 데이터의 적용방안을 제시한다. 이로 인해 무기체계 개발 시 신뢰도 예측의 정확성과 품질 향상에 도움이 될 것으로 기대한다.

Abstract As the weapon systems of the Korean Army possess massive firepower and multiple functions, the improvement of their quality through reliability prediction is becoming increasingly important. Currently, the reliability prediction of the weapon systems of the Korean Army is a difficult process, because it is conducted by naively calculating the reliability of their constituent parts. Recently, as various studies using accumulated data are undertaken across various industries, the defense industry is also attempting to analyze the Dark Data which have been accumulated but not yet used. Therefore, it is necessary to apply Post-Logistics Support (PLS) data in order to improve the reliability of the weapon systems and, for this purpose, the Korean Army needs to conduct diverse studies. Especially, the PLS data in the defense industry is very useful for reliability prediction, because the data on the defects reported after the development of the weapon systems are accumulated in this phase. This study examines the existing reliability prediction method conducted using the component parts and proposes a new reliability prediction method using PLS data. This framework can ultimately contribute to improve the prediction accuracy and quality of the weapon systems.

Keywords : Dark Data Analysis, DEFense readiness CONdition, Post-Logistics Support, Reliability Prediction, Weapon System

*Corresponding Author : Seung Hwan Park(Korea Univ.)

Tel: +82-2-929-5035 email: udongpang@korea.ac.kr

Received September 20, 2017

Revised(1st October 17, 2017, 2nd October 27, 2017)

Accepted January 5, 2018

Published January 31, 2018

1. 서론

최근 방위산업은 과학기술의 발전으로 첨단화, 복잡화, 고가화된 무기체계의 개발을 확대하고 있다. 특히 국방 연구개발 예산은 Fig. 1에서 보이는 것처럼 국가 전체 연구개발 재원 중 약 4%의 비중을 차지할 정도로 방대하다[1].

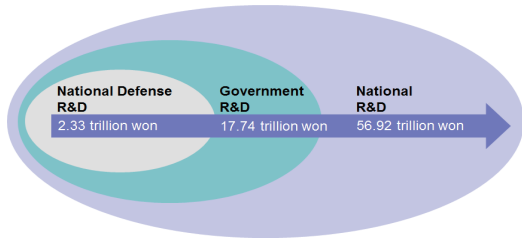


Fig. 1. 2014 National, Government and Defense R&D budget proportion

Fig. 2는 2014년 전체 국방비를 세분화한 것으로서 국방 연구개발비는 전체 국방비 대비 약 6.5%의 비중을 차지하고 있다. 연구개발비는 방위력 개선비에 포함되어 있으며, 무기체계 연구개발, 국방기술 연구개발, 기타로 분류되고 있다[1].

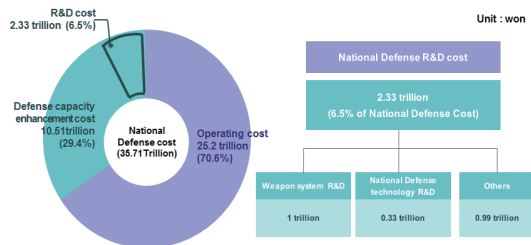


Fig. 2. 2014 Defense R&D budget

이와 같이 국방 연구개발은 국가 방위력 개선을 위한 핵심요소로 여겨지고 있다. 또한 무기체계는 연구개발 뿐만 아니라 품질향상과 전투준비태세(DEFCON, DEFense readiness CONdition) 강화에도 관심이 증가하고 있다. 특히 군은 최적화된 비용으로 전투준비태세를 유지하는 것을 국방 군수분야의 최우선 과제로 추진하고 있다[2].

전투준비태세는 부대 및 장비 준비상태가 계획된 기능을 수행하는 능력이다. 무기체계가 빈번한 고장으로 예측된 신뢰도(Reliability)를 충족하지 못하면 기능수행

이 불가해진다. 이는 요구되는 준비태세 능력을 충족하기 어렵고, 준비태세 유지를 위해서는 추가적인 장비 또는 군수지원소요가 필요하기 때문에 전투준비태세 강화를 위해 정확한 신뢰도 분석은 필수적이다. 신뢰도 분석은 적정 수리부속(Spare Parts)을 확보하여 가용도(Availability)를 높이고, 비용 절감 효과를 가진다. 특히 무기체계 신뢰도는 상용제품과 달리 열악한 환경에서 운용되고, 20~30년 동안 운용되기 때문에 보다 중요한 의미를 갖는다[2-4].

하지만 미 국방부에서 분석한 신뢰도 목표값 충족 결과를 살펴보면 1985~1990년에 59%, 1996~2000년에 80% 정도나 기대에 미치지 못하였다. 심지어 우리 군은 분석 가능한 데이터 기반이 부족하여 신뢰도 목표값 충족여부의 검증조차 어려운 실정이다. 따라서 신뢰도 예측 및 실측에 대한 데이터베이스를 구축하여 충분한 신뢰도 분석이 선행되고, 그 결과를 활용한다면 신뢰도 업무 효율은 증가할 것이다[3,5].

본 논문은 기존의 신뢰도 예측 절차의 문제점을 검토하고, 후속군수지원 단계에 축적된 빅데이터를 통해 무기체계 신뢰도 예측의 개선 방안을 제안한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장 서론은 연구의 배경 및 목적을 기술한다. 2장 본론은 2.1절에서 신뢰도 예측방법에 대하여 설명하고, 2.2절에서 현재 신뢰도 예측의 문제점을 기술한다. 그리고 2.3절은 기존 연구에 대해 조사하고, 2.4절에서는 빅데이터, 무기체계 연구개발 프로세스, 후속군수지원에 관한 설명을 작성한다. 3장 실험 및 검증은 2장에서 언급한 문제점을 해결하기 위해 후속군수지원 데이터의 활용가능성을 검증하고, 신뢰도 예측을 위한 적용 방안을 제시한다. 4장은 본 연구의 결론 및 추후 연구를 작성한다.

2. 본론

2.1 신뢰도 예측 방법

2.1.1 신뢰도 개요

신뢰도는 어떤 부품 또는 체계가 주어진 조건하에서 지정된 기간 동안 의도된 기능을 고장 없이 수행할 확률을 의미한다. 무기체계 신뢰도 분석의 목적은 무기체계 개발 시 제안 요청서(RFP : Request For Proposal)의 신뢰도 목표값에 대한 충족여부를 입증하는데 있다. 하지만 실제 목표값 충족여부를 입증하기에는 무기체계 특성

상 한계가 있다. 무기체계는 개발기간이 길고, 개발 비용이 높기 때문에 실제 테스트가 아닌 예측을 통해 목표값을 입증하는 경우가 대다수이다. 따라서 신뢰도 예측은 보통 무기체계의 부품의 고장률을 기반으로 부품단위부터 체계단위까지 이루어진다[3,6].

Fig. 3은 무기체계 신뢰도 예측 절차를 나타낸 것으로 장비의 구조 분석, 수학적 모델 선정, 부품목록 작성, 고장률 계산, 신뢰도 계산 등의 단계로 진행된다[7].

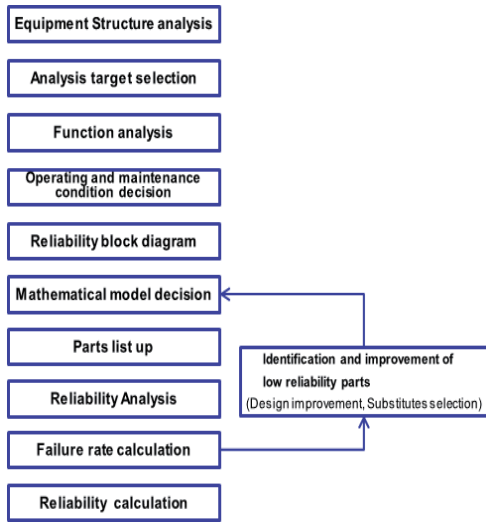


Fig. 3. Reliability prediction process

2.1.2 신뢰도 예측모델 소개

신뢰도 예측을 위해 수행되는 신뢰도 모델링은 개발되는 체계 또는 장비의 구조적·기능적 분석을 통해 신뢰도 블록선도(RBD, Reliability Block Diagram)를 작성하여 복잡한 체계를 단순화하여 체계에 대한 이해를 증진시키고 정확한 신뢰도 분석을 도모할 수 있는 방법이다. 체계 또는 장비의 구조를 반영하기 위한 모델은 직렬 구조 모델(Series Model), 병렬 구조 모델(Parallel Model), 혼합 구조 모델(Combination Model), N중K 구조 모델로 구성된다[8]. 가장 일반적으로 활용하는 모델은 직렬 모델이다. 직렬모델은 Fig. 4와 같이 두개의 장비가 직렬 구조로 설계되어 있다.

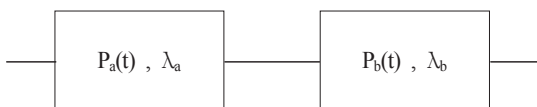


Fig. 4. RBD Series Model

각 장비의 신뢰도를 $P_a(t)$, $P_b(t)$ 라고 하면 이 시스템의 신뢰도($R(t)$) 및 고장률(λ_{total})은 식(1)과 같다.

$$\begin{aligned}
 R(t) &= \prod R_i(t) = P_a(t) P_b(t) \\
 &= e^{-\lambda_a t} e^{-\lambda_b t} \\
 &= e^{-(\lambda_a + \lambda_b)t} \\
 &= e^{-\lambda_{total} t} \\
 \therefore \lambda_{total} &= \lambda_a + \lambda_b
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

식(1)에서 n개의 장비가 직렬 구조로 설계되어 있다고 가정하고 일반화하면 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned}
 R(t) &= \prod_{i=1}^n R_i(t) \\
 \therefore \lambda_{total} &= \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

2.1.3 신뢰도 예측 방법

신뢰도 예측은 주로 미군에서 사용하는 다섯 가지 방법을 사용한다. 방법 선정은 분석대상 품목의 특성에 적합하게 개발 단계와 설계 진행정도를 고려하여 이루어진다. 다섯 가지 신뢰도 예측 방법은 아래와 같다[7,9].

(1) 유사 제품 비교법(Similar Item Method)

신제품 또는 신무기체계를 개발했을 때 외관이나 기능이 유사하면서 신뢰도 데이터가 확보되어 있는 기존 제품의 MTBF나 고장률을 이용하는 방법이다.

(2) 유사 회로 비교법(Similar Circuit Method)

신제품 또는 신무기 체계를 개발하였으나 비교가 곤란할 때 MTBF가 정립되어 있는 기존 제품의 특정회로에 대한 MTBF 혹은 고장률을 이용하는 방법이다.

(3) 능동 소자군 방법(AEG Method)

부품의 고장은 주로 능동소자에서 발생한다는 고장이력을 바탕으로 과거의 고장 데이터를 통계적으로 처리한 능동소자별 고장률을 이용하여 제품의 신뢰도를 예측하는 방법으로써 미 해군에서 간혹 이용되고 있다.

(4) 부품 수량 분석법(Parts Count Method)

설계초기 단계 또는 입찰 단계에서 주로 이용하는 방법으로 부품종류, 수량, 환경조건 및 개략적인 품질수준

등의 기초 자료를 토대로 부품별 고장률을 산출하여 완제품의 신뢰도를 예측하는 방법이다.

(5) 부품 부하 분석법(Parts Stress Analysis Method)

각 부품별로 가해지는 전기적/열적 부하와 부품 품질 수준, 사용 환경 및 최대 정격치 등 상세한 정보에 의해 고장률 및 MTBF를 예측하는 방법으로써 현재까지 알려진 방법 중 가장 정확하다.

2.2 신뢰도 예측의 문제점

2.2.1 신뢰도 문제점 현황

2.1절에서는 신뢰도의 정의 및 국내 신뢰도 예측 절차를 소개했다. 하지만 국내 무기체계 신뢰도 분석은 대부분 미군의 프로세스를 따르고 있다. 게다가 서론에서 언급한 미 국방부의 신뢰도 결과는 미충족되는 비율이 상당히 높게 나타난다.

Fig. 5는 미 국방부에서 1985~1990년, Fig. 6은 1996~2000년까지의 신뢰도 실측값이 신뢰도 목표값(MTB_{req} = MTBF or MTBCF) 충족여부에 대해 조사한 결과를 보여준다[5]. X축은 목표 MTB_{req}를 나타내며, Y축은 후속시험/평가, 운용시험평가, 초기운용시험/평가, 운용자 시험, 개발/운용 시험평가의 실제 MTB_{req}를 나타낸다. 두 개의 그림에서 확인할 수 있듯이 무기체계의 신뢰도 목표값은 미충족되는 비율이 충족시키는 비율보다 훨씬 높다. 심지어 Fig. 6은 Fig. 5보다 10년이 지난 후의 분석한 결과인데 미충족 비율이 59%에서 80%로 오히려 증가하는 것으로 나타나고 있다.

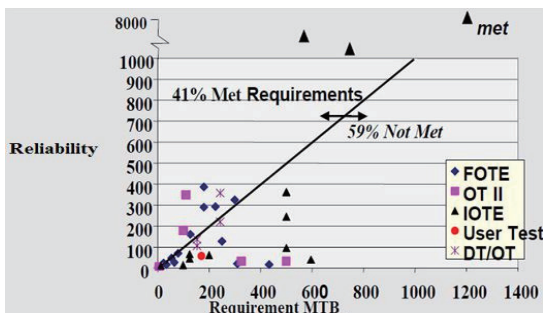


Fig. 5. Demonstrated Reliability vs. Requirements for Operational Tests(1985~1990)

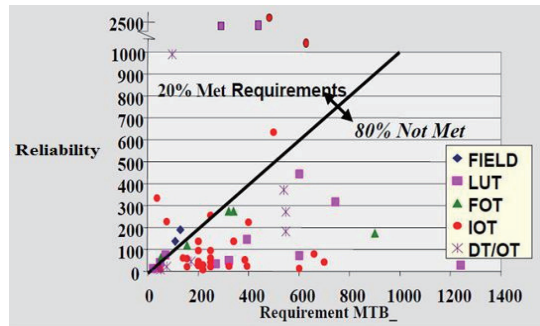


Fig. 6. Demonstrated Reliability vs. Requirements for Operational Tests(1996~2000)

2.2.2 신뢰도 예측 문제 유발의 주 요인

2.2.1항과 같이 신뢰도 실측값이 목표값을 충족시키지 못하는 것은 신뢰도 예측 방법에 대한 다양한 문제점이 있기 때문이다. 현재 신뢰도 예측 방법에서 문제가 되고 있는 주요 요인은 다음과 같다.

- (1) 무기체계의 신뢰도 예측은 2.1절에서 설명했듯이 부품단위의 고장률을 산출한다. 그리고 체계 신뢰도 산출은 하위 구성품의 값을 상향식(Bottom-Up) 방식으로 합산한다. 하지만 최근 무기체계는 복잡성이 높고 기능이 다양화되었다. 따라서 설계자가 하위 부품을 신뢰도 높은 부품으로 구성했다라도 모듈 및 체계의 신뢰도 향상을 보장할 수는 없다[9]. 따라서 예측 시, 신뢰도는 부품(Unit), 모듈(Module), 장비(Top) 및 체계의 연관성 모두를 고려해야 한다.
- (2) 무기체계 신뢰도는 다양한 요인에 의해 달라질 수 있다. RAM(Reliability Availability, Maintainability)은 설계, 제조품질, 운송, 처리, 저장 및 환경, 전력화 후의 운용, 정비요원의 기술수준 등 다양한 요인에 의해 영향을 받는다[9]. 따라서 무기체계 신뢰도 예측은 개발단계 외에도 다양한 변수들을 복합적으로 고려하여야 한다.
- (3) 신뢰도 예측 적용 기준은 전자부품의 경우 MIL-HDBK-217F 또는 EPRD-97, 기계부품의 경우 NPRD-95를 많이 따른다. 현재 기준은 신뢰도 분석 프로세스와 같이 모두 미군의 적용문서이며, 이미 약 20년이 지난 자료들이다. 하지만 군은 최근 무기체계의 해외 도입을 줄이고, 국내 개발을 늘리고 있는 실정이다. 따라서 국내 환경 및 조건에 맞고, 최

신화된 부품의 신뢰도 예측 방법이 필요하다.

- (4) 정확한 신뢰도 예측을 위해서는 많은 시간과 예산이 필요하다. 하지만 군은 급변하는 안보환경으로 최첨단 무기를 빠른 시일 내에 전력화 하는 것이 관습화 되어 있다. 또한 개발자는 정해진 기간 안에 요구되는 성능을 만족시키는 제품을 개발해야 한다. 즉, 품질보다는 눈앞에 놓인 신제품 개발이 우선시되는 것이 현실이다.
- (5) 무기체계는 개발하는 업체가 다르고, 무기체계마다 특성이 모두 다르다. 따라서 무기체계는 개발 후 통합관리가 제대로 이루어지지 못한다. 하지만 무기체계 개발 시 유사무기체계의 신뢰도 분석을 기초자료로 많이 사용한다. 즉, 유사무기체계의 잘못된 신뢰도 분석은 신제품 개발에도 치명적이다. 그리고 고장빈도가 높은 부품이 여러 무기체계에서 사용됐더라도 원인 분석이 어려운 실정이다.

군은 위와 같은 신뢰도 예측의 문제점들로 인해 다양한 피해를 입고 있고, 그 가운데 품질저하는 치명적이다. 품질저하는 인명, 전투준비태세, 비용손실, 개발기간, 분석기간 등 여러 가지 문제를 동시다발적으로 발생시킨다. 이와 같은 다양한 문제 해결을 위해 명확한 결함원인 분석이 필요하다. 결함원인을 제거하고, 품질향상을 위해서는 데이터베이스 구축이 우선과제이다. 데이터베이스는 현재의 문제점을 확실히 파악하고, 대안을 마련할 방법을 제시할 수 있다.

2.3 기존 연구의 고찰

개선된 신뢰도 예측을 위해 다수의 기업 및 군에서 빅데이터를 활용한 사례들을 살펴보면 다음과 같다.

이극노 등은 고객의 신용에 대한 예측을 높이기 위해 의사결정나무와 신경망기법을 적용하여 이동통신 고객의 패턴을 분류하고, 분석하였다[10].

이채진 등은 공정의 불량 발생 원인이 되는 중요 변수와 규칙을 찾기 위해 효과적인 분류 모델 구축을 위한 데이터마이닝 절차와 방법을 제안하였다[11].

최근에는 군에서도 빅데이터 분석을 적용한 연구들이 군의 훈련과정을 중심으로 이루어지고 있다.

류해준 등은 곡사화기를 사용하는 포병 모의훈련체계를 신경망의 특성을 이용하여 모의실험을 하였다. 모의실험은 수학적 회귀분석 모델과 신경망 모델의 예측오차를 비교하여 신뢰성을 입증하였다[12].

김각규 등은 다중회귀분석을 활용하여 KCTC (Korea Combat Training Center) 훈련결과 데이터를 검증하였다[13].

이와 같이 군에서도 빅데이터 분석을 활용한 연구가 다양화되고 있지만, 아직까지 무기체계 개발을 위한 연구는 미흡한 실정이다.

따라서 빅데이터 분석은 국방 분야에서도 많은 관심과 적용이 필요한 연구 분야이다. 본 논문에서는 새로운 신뢰도 예측방안 수립을 위해 무기체계 결함원인에 대한 빅데이터 분석을 수행하였다.

2.4 빅데이터 활용 방안

2.4.1 빅데이터

빅데이터는 디지털 환경에서 생성된 데이터로 수치뿐만 아닌 문자, 영상을 포함한 대량의 데이터이다. 빅데이터 분석은 기업 활동 과정에서 대량의 데이터를 축적하고 이를 분석하는 과정을 의미하는 것으로써 분석을 통해 획득한 정보는 경영 활동에 필요한 다양한 의사결정에 활용한다[14].

기업은 1990년대에 고객 데이터를 활용하여 마케팅 활동을 위해 빅데이터 분석을 처음 시작했다. 최근에는 다양한 영역에서 활발하게 이용된다. 제조업은 공정단계에서 품질관리를 위해 빅데이터를 활용한다. 서비스업종은 고객관계분석(CRM, Customer Relationship Management)을 위해 사용하고 있다. 특히, 첨단과학 분야는 인공지능을 활용한 기후변화예측, 질병진단, 무인자율주행차 등 미래 핵심 사업에 적용하고 있다.

무기체계에서 빅데이터 활용의 장점은 다양하다. 첫째, 대량의 데이터와 변수는 다양한 연구에 활용이 가능하다. 둘째, 표준화된 데이터는 더 정확한 신뢰도 예측이



Fig. 7. Weapon system R&D process

가능해진다. 셋째, 분석을 위해 기존 데이터를 활용하면 실제 개발 단계의 데이터 수집을 위한 비용 및 시간이 절감된다. 넷째, 개발자는 다양한 변수 중 개발에 필요한 변수만을 선택적으로 분석 가능하고, 데이터 분석 목적에 맞는 기법들을 활용해서 결함원인, 고장발생기간, 정비비용 등 다양한 분석이 가능하다. 다섯째, 지속적으로 데이터를 업데이트 하면 최근 데이터까지 활용할 수 있으므로 신뢰도 예측의 정확성을 높일 수 있다.

2.4.2 무기체계 연구개발 프로세스

빅데이터 분석을 위해서는 가장 기초가 되는 것이 데이터의 확보이다. 빅데이터 분석은 4.1절에서 설명했듯이 대량의 데이터가 축적되어야 분석을 수행할 수 있다. 하지만 현재의 무기체계 연구개발 단계에서는 데이터 수집이 어려운 실정이다.

무기체계의 연구개발 단계는 Fig. 7과 같다. 무기체계는 여러 단계를 거쳐 양산 후 전력화되고 있다. 단, 각 단계는 무기체계 규모 및 개발수준에 따라 생략되기도 한다. 이와 같이 무기체계는 여러 단계의 연구개발과 평가를 수행하고 전력화되기 때문에 데이터 수집을 위해서는 상당한 기간이 필요하다.

Fig. 8은 체계개발 단계의 연구개발 프로세스를 그림으로 보여준다. 체계개발은 설계 및 시제품을 실제로 제작하여 개발 시험평가와 운용시험평가를 거쳐 양산을 위한 무기체계를 개발하는 단계이다.

신뢰도 예측은 체계개발 단계 중에 산출하게 되며, 설계변경에 따라 지속적으로 관리된다. 하지만 무기체계의 특수성 때문에 현재 개발 단계에서 빅데이터 활용에는

몇 가지 단점이 존재한다. 연구개발 단계가 빅데이터 활용에 부적합한 원인은 다음과 같다[15].

- (1) 데이터 확보 - 무기개발은 보안이 중요하기 때문에 개발단계에서는 데이터 확보에 어려움이 있다.
- (2) 데이터 부족 - 무기는 위험도가 높고 신뢰성이 중요하여 제품의 개발기간은 길지만, 설계기간이 길고 단위가격이 높기 때문에 테스트 횟수가 적고, 이에 따른 테스트 데이터 축적이 어렵다.
- (3) 데이터 불규칙 - 무기는 연구개발 프로세스를 거치면서 단계적인 설계변경을 통해 신뢰성이 성장된 시제품을 개발한다. 결함원인 분석은 동일한 표본일 때 정확한 데이터 분석이 가능하다. 따라서 설계가 다른 시제품은 데이터 분석에 부적합하다.

이러한 이유로 인해 개발단계의 데이터에 대한 대안으로 후속군수지원 데이터를 활용하여 신뢰도 분석을 수행한다.

2.4.3 후속군수지원(PLS, Post-Logistics Support)

2.4.1과 2.4.2항에서 설명했듯이 개발단계에서는 데이터 확보가 가능하더라도 데이터가 부족하고, 혹은 테스트 횟수를 늘리더라도 데이터가 불규칙함에 따라 정확한 분석이 불가능하다.

하지만 PLS 단계에서는 대량의 데이터의 확보가 가능해진다. PLS 단계는 기 개발된 무기체계가 전력화 후 군에서 운용이 이루어지며 후속으로 발생하는 군수지원 단계이다. 따라서 PLS는 무기체계가 군에 전력화된 후

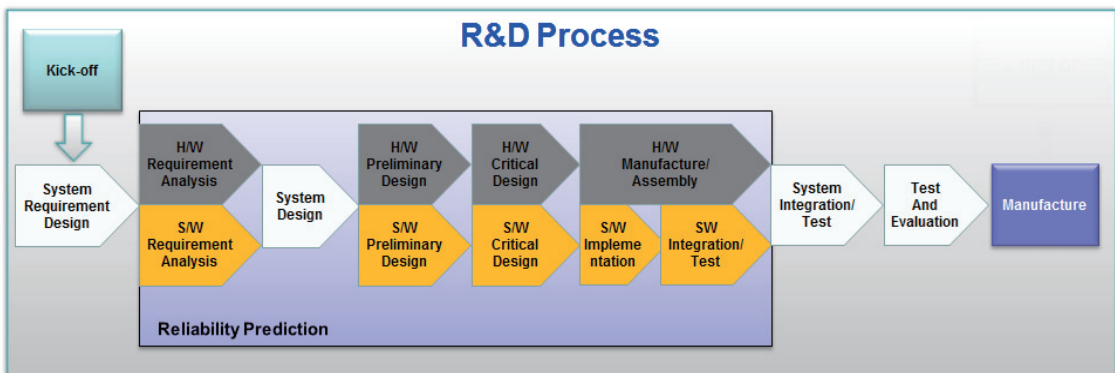


Fig. 8. R&D Process of System Development Level

실전에서 발생하는 결함정보를 담고 있고, 이는 무기체계의 신뢰도 예측에 중요한 영향을 미칠 수 있다. 후속군수지원 단계의 데이터 활용에 대한 장점은 다음과 같다.

- (1) 데이터 확보 - 개발단계의 무기체계가 아닌 기전력화 되어 운용되고 있는 무기체계가기 때문에 데이터 확보가 쉽다.
- (2) 빅데이터 - 전력화된 양산품으로 수집된 데이터이며, 다양한 무기체계에서 발생하는 정보들의 수집이 가능하기 때문에 대량의 데이터 확보가 가능하다.
- (3) 데이터 표준화 - 시제품을 활용하는 개발단계와 달리, 전력화 후의 양산품을 대상으로 분석하기 때문에 더 정확한 신뢰도 분석이 가능하다.
- (4) 유사무기체계 - PLS 단계에서는 연구개발 단계에서 개발예정인 무기체계와 유사한 무기체계를 선택적으로 분류하여 데이터 분석이 가능하다. 현재 무기체계 개발단계에서는 유사무기체계의 정보를 많이 활용하고 있다. 기 개발된 유사무기체계에 대한 중요 정보 획득은 신무기 품질향상 달성에 중요한 요소이다.
- (5) 다양한 분석 - 제조일, 고장발생일, 단가, 부품, 결함원인 등 다양한 정보를 담고 있으므로 목적함수에 따라 다양한 데이터 분석이 가능하다.
- (6) 비용 및 시간절감 - 연구개발 단계와 달리 이미 수집된 Data Base(DB)를 활용하기 때문에 테스트 횟수와 개발기간과 무관하게 데이터 분석이 가능하다.

따라서 본 연구는 PLS 데이터를 활용한 실험을 통해 2.2절에서 언급한 기존 무기체계 신뢰도 예측의 문제점을 검증하였다.

2.5 실험 및 검증

2.5.1 실험 데이터

본 실험은 A사에서 개발한 90개의 무기체계에서 수집된 약 7,000개의 결함 정보를 활용했다. 데이터는 2011년부터 2014년까지 4년 동안 부대에서 필드블량으로 수리 요청한 자료이다. 대부분 변수는 수치가 아닌 범주형 자료이다. 그리고 순위가 의미 없는 명목형 자료로 구성되어 있다.

본 연구는 무기체계의 PLS 데이터를 지식발견(KDD, Knowledge Discovery in Databases) 절차의 데이터 선택(Selection), 변환(Transformation), 해석(Interpretation) 과정에 적용하여 무기 개발에 유용한 정보를 추출했다. KDD는 대규모 데이터로부터 자동으로 통계적 규칙이나 패턴을 찾아내는 시도이며, 대량의 데이터로부터 유용한 지식을 찾기 위해 분석을 수행한다. KDD 절차는 다음과 같다. 첫째는 분석에 필요한 데이터를 추출하는 단계이다. 둘째는 추출된 데이터를 분석 가능토록 사전처리와 변환과정을 거친다. 셋째는 다양한 분석 방법을 이용하여 데이터의 패턴을 찾는다. 넷째는 분석 목적에 맞는 유용한 정보를 추출한다[16].

Fig. 9는 KDD Process에 따라 본 연구의 실험에서 적용한 절차를 표현한 그림이다. 연구의 목적에 따라 PLS DB의 주요 변수는 결함원인으로 선정하고, 이를 분석하였다. 분석은 Fig. 10에서 Top, Module, Unit의 수준에 따른 결함 비율, Fig. 11에서 무기체계별 결함원인 비율을 확인하였다. 3.2절의 실험 결과는 2.2.2항에서 제시한 현재 무기체계 신뢰도 예측의 문제점을 검증하고, 3.3절에서 이를 활용한 새로운 방법론을 제안한다.

본 연구는 새로운 무기체계 개발 시 결함요소를 사전에 차단하기 위해서도 활용이 가능하여 무기체계의 품질향상에도 도움이 될 것이다.

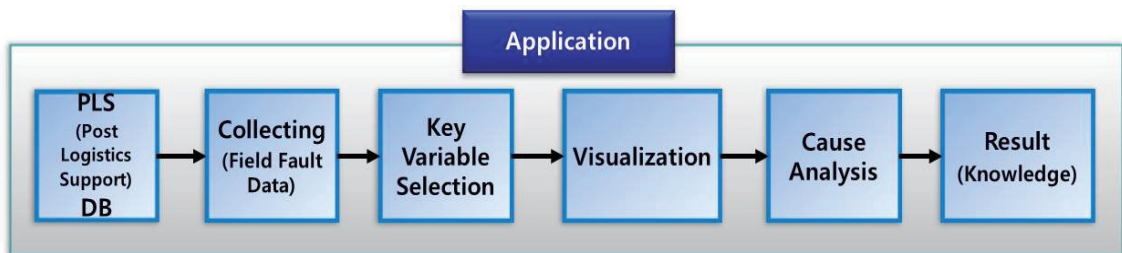


Fig. 9. KDD Process Application

2.5.2 문제점 검증

Fig. 10은 결합이 발생된 무기체계를 Top(시스템), Module(조립체), Unit(부품)에 대한 세부 구성요소의 비율을 나타낸 그림이다. Fig. 10의 각 점은 무기체계를 나타내며, 점선으로 표시된 원은 무기체계의 결합 요소의 비율에 따른 임의의 군집을 나타낸 것으로 이는 동일한 무기체계라고 하더라도 세부 구성요소의 비율이 달라질 수 있다는 것을 보여준다. 이는 2.2.2항에서 언급한 문제점(1)을 검증하기 위해 분석한 결과이다. 또한, 전체 무기체계에서 각 비율은 Unit 75.5%, Module 11.8%, Top 12.7%로써 무기체계 결합의 약 24%는 부품(Unit)단위가 아닌 것을 확인할 수 있었다. 즉, 현재 신뢰도 예측은 부품단위의 고장률만을 고려하여 예측하고 있지만 실제 결합은 상위 조립체 또는 시스템 단위에서도 발생한다. 따라서 체계 신뢰도 산출을 위한 상위식(Bottom-Up) 방식은 정확하지 않을 수 있다.

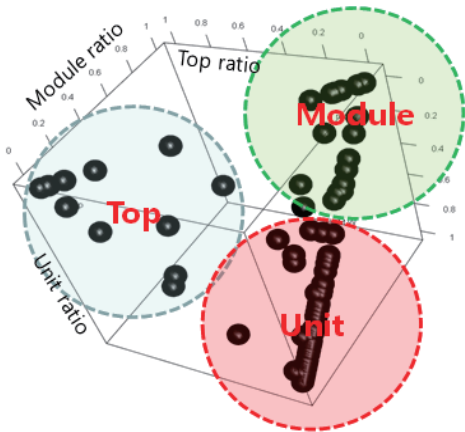


Fig. 10. Ratio of failure occurrence(Top, Module and Unit)

그리고 Fig. 11은 무기체계의 결합원인에 대한 파이 차트를 나타낸 것으로, 결합원인은 A/S센터에서 작성한 7개(자재, 작업, 운용, 설계, 기타, 천재지변, 재현안됨)로 구분했다. 이는 2.2.2항에서 언급한 문제점(2)을 검증하기 위해 분석한 결과이다. 각 비율은 자재 43.1%, 작업 4.8%, 운용 10.1%, 설계 20.2%, 기타 21.6%, 천재지변 0.1%이다. 재현안됨은 운용 시에 고장으로 수리 요청했지만, A/S센터에서는 정상 운용된 경우로 포함하지 않았다. 분석결과, 무기체계의 약 56.9%는 자재결합이 아닌 다른 원인에 의해 결합이 발생한 것을 알 수 있다.

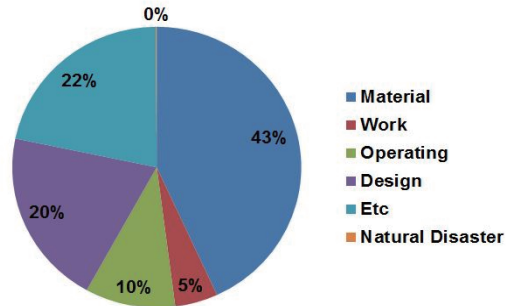


Fig. 11. Defect cause proportion of weapon systems

이와 같이 본 실험은 Fig. 10, Fig 11를 통해 2.2.2항에서 제시한 문제점(1),(2)를 뒷받침 한다. 그리고 문제점(3),(4)는 빅데이터 분석을 활용하여 해결할 수 있다. 문제점(3)은 DB관리만 지속적으로 이루어진다면 최근 전력화된 무기체계 정보의 업데이트를 통해 다양한 데이터 정보 확보와 새로운 데이터 분석기술 등을 토대로 신뢰도 예측의 정확성이 높아질 수 있다. 문제점(4)도 초기 DB만 잘 구축되면 유사무기체계의 결합원인 분석을 통해 신제품 개발 시 무기체계 품질향상이 가능하다.

Table 1. Proportion of failure cause for each weapon system (A,B,C,D,E)

System	Material	Work	Operation	Design	Others	Natural Disaster
A	48.2%	6.4%	7.5%	26.9%	10.5%	0.5%
B	15.3%	0.7%	26.0%	55.6%	2.5%	0.0%
C	27.6%	9.3%	13.2%	20.1%	29.6%	0.3%
D	55.4%	3.8%	3.8%	19.2%	17.6%	0.2%
E	31.1%	9.0%	17.6%	10.5%	31.7%	0.0%

Table 1은 Fig. 11에서 분석한 무기체계 중 결합의 빈도수가 많은 5개의 무기체계(A,B,C,D,E)에 대한 결합비율을 나타낸 것으로써 결합비율분포는 무기체계별로 상이하며, 자재불량의 경우 무기체계 B와 D는 약 40%p나 차이가 난다. 따라서 개발단계에서는 동일한 무기체계라 하더라도 빅데이터 분석을 활용하여 결합원인 분포를 고려할 필요가 있다.

2.6 제안하는 방법론

2.6.1 신뢰도 예측 방법 개선 절차

기존 신뢰도 분석은 직렬, 병렬, 혼합구조를 모두 사용하고 있으나, 본 논문은 구조의 문제가 아닌 Bottom-up 형태의 문제를 해결하기 위하여 가장 일반적으로 사용되는 직렬구조를 통해 새로운 신뢰도 분석 방법을 제시한다.

$$\lambda_{total} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n \quad (2)$$

$$\therefore (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n) \times \alpha = \lambda_1' + \lambda_2' + \dots + \lambda_n' \quad (3)$$

$$MW = \lambda_1' + \lambda_2' + \dots + \lambda_n'$$

$$RW = (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n) \times \beta$$

$$\alpha + \beta = 1$$

단, 1 ~ n : 부품

λ_{total} : 부품 고장률의 총합

α : 자재결합의 비율

β : 자재결합이 아닌 기타 결함들의 비율

MW : Material failure rate of Weapon system

RW : Remaining failure rate of Weapon system

$$\therefore \lambda_{total}' = MW + RW \quad (4)$$

식(2)는 n개의 부품들에 대한 고장률의 합으로 신뢰도 λ_{total} 을 계산하는 수식이다. 하지만 실제 고장은 Fig. 11과 같이 다양한 요인을 고려해야 한다. 따라서 식(3)에서는 자재결합 요소에 대한 가중치를 부여하기 위해서 자재결합의 비율인 α 를 곱하여 MW 를 재계산하였다. 단, α 값은 유사무기체계 종류에 따라 변경될 수 있다. β 는 자재결합 외의 결함 비율로 기존 부품들의 고장률에서 β 의 가중치를 곱하여 RW 를 계산한다. 그리고 최종적으로 식(4)의 λ_{total}' 는 자재결합과 자재결합 외의 모든 고장률의 합을 재산출한 값이다.

개발자는 기존 100%로 계산하던 부품고장률을 α 값만큼 가중치를 적용하기 위해서는 설계 단계에서 다양한 고장 관련 변수를 고려해야 한다. 따라서 기존 신뢰도 예측은 MW 값만을 계산해왔지만, RW 값을 추가하면 신뢰도 목표값을 달성하기 위해 β 의 비율만큼 고장률을 기존 λ_{total} 값을 낮추어야 한다. 따라서 개발단계에서 신뢰도 목표값을 충족하기 위해서는 고품질의 자재를 활용하거나 이중화 또는 n중k의 설계기법의 추가적용 등을 토대로 더욱 좋은 품질의 무기체계 개발이 필요해진다.

2.6.2 제안하는 무기체계 개발 Framework

Fig. 12는 기존 무기체계 개발의 단점을 보완하여 새로운 무기체계 framework인 RPP (Reliability Prediction using Post-logistics support)를 제안한 그림이다. RPP는 PLS DB에 수집된 데이터를 활용하여 KDD 절차를 기반으로 분석을 수행한다. PLSA(Post-Logistics Support Analysis)는 DB 분석 절차이다. 기존 무기체계는 정비단계에서 기록된 결함정보를 정비이력 DB로 관리만 했다. 하지만 정비이력 DB는 데이터 분석용이 아닌 단순 통계용으로만 활용되고 있는 실정이다.

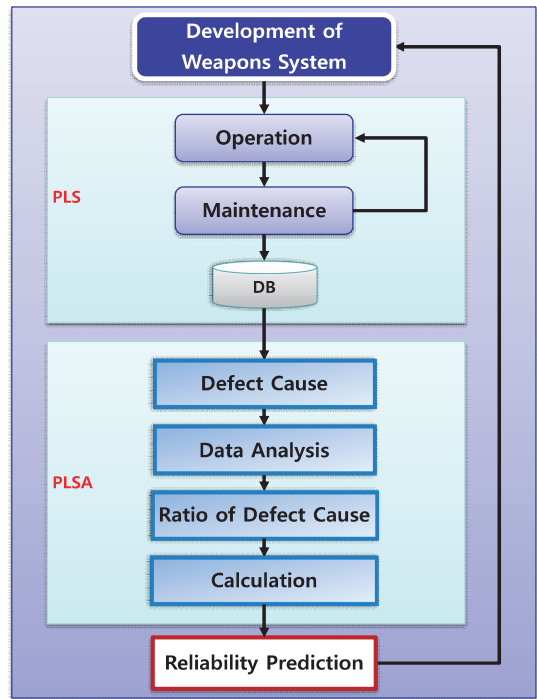


Fig. 12. Proposed Framework of Reliability Prediction using PLS

최종적으로 제안하는 절차는 Fig. 12와 같이 DB를 PLSA를 통해 새로운 형태의 무기체계 신뢰도 예측 프레임워크를 갖춘다. 빅데이터를 활용한 결함원인의 비율 분석은 개발 시 활용하면 사전에 주요 결함원인의 확인이 가능하고, 더욱 정확한 신뢰도 예측이 가능해진다. 따라서 신무기 개발 시 신뢰성 향상과 정확한 신뢰도 예측으로 무기체계 전체 성능도 향상될 것이다.

그리고 빅데이터 분석 과정에서는 무기체계의 다양한

결함원인도 동시에 확인이 가능하다. 이는 유사무기체계의 결함원인을 사전에 파악하고, 신무기 개발 시 활용하면 유사한 결함을 줄여 무기체계 전체 성능도 향상될 것이다[16].

3. 결론

본 논문은 기존의 무기체계 신뢰도 분석의 문제점을 분석하고, 이를 통해 현재 신뢰도 예측 프로세스의 다양한 문제점을 확인하였다. 향상된 무기체계 개발을 위해서는 미국의 프로세스가 아닌 국내 실정에 맞는 장기적인 전략이 필요하다. 따라서 현재 하위 구성품만을 고려한 신뢰도 예측 절차를 개선하기 위한 빅데이터 분석기반의 새로운 신뢰도 예측방법을 제안한다. 빅데이터 분석은 하위 구성품 뿐만 아니라 장비 및 체계의 결함원인을 확인할 수 있다. 이로 인해 무기체계 결함을 감소시키고, 신뢰도 예측의 정확성을 높인다. 그리고 본 연구에서 보여준 실험결과를 떠나 지속적인 결함관리는 효율적·장기적인 무기체계 품질향상의 효과를 얻을 수 있다. 또한 우리 군의 형태에 적합한 DB 시스템을 갖춘다면 비용, 기간 등을 포함한 동시조달수리부속(CSP : Concurrent Spare Parts) 분석의 적중률도 높아질 것이다.

하지만 국내 무기체계는 신뢰도 분석을 위한 제대로 된 데이터베이스 시스템을 갖추지 못하고 있다. 또한 군 무기체계의 실제 운용시간과 배치수량에 대한 정보가 보안 제약으로 인해 업체에서는 분석이 어려운 현실이다. 따라서 무기체계 품질향상을 위해서는 다양한 분석이 가능하도록 구체적인 DB 시스템의 표준이 확립되어야 한다. 결과적으로 DB의 확립은 더욱 고도화된 데이터 분석이 가능해지고, 2.2.2항의 문제점(5)가 해결될 것이다.

추후 연구로는 문제점(5)의 해결을 위해서 국방 DB 통합과 시스템의 표준 확립이 반드시 필요하다. DB구축을 위해서는 정확하고 다양한 야전운용데이터와 결함이력 정보의 수집이 수행되어야 한다. 이와 같이, 데이터 분석을 위한 국방 DB 구축은 국방 무기체계의 기존 문제점 해결과 더욱 개선된 품질의 국내 무기체계 개발에 큰 도움이 될 것이다.

References

- [1] DAPA, DTaQ, ADD, Introduction of defense technology research and development, p. 4, Aug, 2014.
- [2] K. Y. Jang, Research on ROKAF Logistics Development Plan through Total Life Cycle Systems Management (TLCSM), Kyung Hee University, pp. 4-12, 2013.
- [3] Republic of Korea Army, Practice guidelines for reliability analysis of weapon system, no. 2, pp. 12-15, Oct, 2012.
- [4] K. Y. Kim, S. J. Bae, Establishing Method of RAM Objective Considering Combat Readiness and Field Data of Similarity Equipment, Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering, vol. 32, no. 3 pp. 127-134, Sep, 2009.
- [5] Department of Defense, DoD Guide For Achieving Reliability, Availability, And Maintainability "System Engineering for Mission Success", Chapter 1, 2005.
- [6] Ministry of National Defense, Letter of introduction for developing war potential, vol. 1825, pp. 217-219, 2015.
- [7] Defense Acquisition Program Administration, Guideline for RAM analysis of weapon system, 2015.
- [8] D. Kececioglu, Reliability Engineering Handbook, Vol 2, 1991.
- [9] Defense Acquisition Program Administration, Handbook for RAM analysis of weapon system, pp. 113-116, 2014.
- [10] K. N. Lee, H. C. Lee, A Study on the Combined Decision Tree(C4.5) and Neural Network Algorithm for Classification of Mobile Telecommunication Customer, Journal of intelligent information systems, vol. 9, no. 1, pp. 139-155, 2003.
- [11] C. J. Lee, C. S. Park, J. S. Kim, J. G. Baek, A Study on Improving Classification Performance for Manufacturing Process Data with Multicollinearity and Imbalanced Distribution, Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers, vol. 41, no. 1, pp. 25-33, 2015.
- [12] H. J. Ryu, H. H. Ko, J. H. Kim, S. S. Kim, Enhancement of Artillery Simulation Training System by Neural Network, Journal of the Military Operations Research Society of Korea, vol. 34, no. 1, 2008.
- [13] G. G. Kim, D. S. Kim, Development and Application of Effect Measurement Tool for Victory Factors in Offensive Operations Using Big Data Analytics, Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society, vol. 39, no. 2, 2014.
DOI: <https://doi.org/10.7737/JKORMS.2014.39.2.111>
- [14] Y. C. Jung, Big data-Understanding of Communication, Communication books, 2013.
- [15] G. H. Kim, Y. G. Kim, S. H. Park, A Framework for Quality Improvement in Weapon System using Post - Logistics Support Data, Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, vol. 17, no. 5, pp. 680-687, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2016.17.5.680>
- [16] U. Fayyad, G. P.-Shapiro, P. Smyth, From data mining to knowledge discovery in databases, AI Magazine, vol. 17, no. 3, pp. 37-54, 1996.

김 근 형(Geun-Hyung Kim)

[정회원]



- 2009년 8월 : 인하대학교 산업공학과 (공학학사)
- 2012년 2월 : 고려대학교 정보 경영 전문대학원 정보경영공학과 (공학석사)
- 2013년 1월 ~ 현재 : LIG넥스원 선임연구원

<관심분야>

종합군수지원(ILS), Data mining, Scheduling

서 양 우(Yang-Woo Seo)

[정회원]



- 1998년 2월 : 홍익대학교 전기공학과 (공학학사)
- 2014년 8월 : 아주대학교 IT융합공학과 (공학석사)
- 1998년 7월 ~ 현재 : LIG넥스원 수석연구원

<관심분야>

종합군수지원(ILS), 신뢰성공학

이 강 택(Kang-Taek Lee)

[정회원]



- 2012년 2월 : 성균관대학교 시스템 경영공학과 (공학학사)
- 2014년 2월 : 성균관대학교 기술경영학과 (공학석사)
- 2014년 1월 ~ 2014년 12월 : 한국 로버트보쉬 사원
- 2015년 1월 ~ 현재 : LIG넥스원 선임연구원

<관심분야>

종합군수지원(ILS), 기술경영(MOT), Econometrics

박 승 환(Seung Hwan Park)

[정회원]



- 2008년 2월 : 고려대학교 전산학과 (이학사)
- 2011년 2월 : 고려대학교 산업경영 공학과 (공학석사)
- 2017년 2월 : 고려대학교 산업경영 공학과 (공학박사)

<관심분야>

Data analytics for manufacturing process
Statistical process control for profile data
Quality and yield management
Data mining for business analytics

윤 정 아(Jeong-Ah Yoon)

[정회원]



- 2014년 2월 : 울산과학기술원 인간 및 시스템공학과 (공학학사)
- 2016년 2월 : 울산과학기술원 인간 및 시스템공학과 (공학석사)
- 2016년 1월 ~ 현재 : LIG넥스원 연구원

<관심분야>

종합군수지원(ILS), PHM, Data mining